

# 基于深度优先多径参数估计的 NLOS 定位增强算法

卢小峰, 董晔, 李越杰

(西安电子科技大学空天地一体化综合业务网全国重点实验室, 陕西 西安 710071)

**摘要:** 为了提高非视距 (NLOS) 环境中的毫米波系统定位精度, 基于分布式压缩感知理论, 提出一种深度优先的多路径参数估计算法。通过估计出来的多径参数来识别 NLOS 路径, 增强了定位性能。首先, 使用深度优先算法来减少非必要的路径搜索, 获得更加准确的多径参数。其次, 采用反向定位距离残差的方法进行 NLOS 多径识别。然后, 对 NLOS 路径中的散射体进行匹配, 估计出散射体的位置并将其视为虚拟锚节点。结合基站与虚拟锚节点的信息实现定位增强。最后, 对所提算法的定位性能进行了仿真, 与距离加权最小二乘 (LS) 算法和最大鉴别变换 (MDT) 算法相比, 所提算法的性能分别提升了 17% 和 8%。

**关键词:** 毫米波; 深度优先; 多径识别; 虚拟锚节点; 定位增强

中图分类号: TN92

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2023144

## NLOS location enhancement algorithm based on depth-first multipath parameter estimation

LU Xiaofeng, DONG Ye, LI Yuejie

State Key Laboratory of Integrated Services Networks, Xidian University, Xi'an 710071, China

**Abstract:** In order to improve the positioning accuracy of millimeter wave system with non-line-of-sight (NLOS) paths, a depth-first multipath parameter estimation algorithm was proposed based on distributed compressed sensing. According to the evaluated multipath parameters, NLOS path could be identified, so that the localization performance was enhanced. Firstly, depth-first algorithm was applied to reduce the unnecessary path searching, and the more accurate multipath parameters were obtained. Secondly, under the reverse positioning distance residual method, NLOS path recognition could be carried out. Then, the scatterers in the NLOS path were matched, and the position of which were regarded as virtual anchor nodes. Combining the information of base stations and virtual anchor nodes, positioning enhancement was realized. Finally, localization performance of the proposed algorithm was simulated, compared with the distance weighted least square (LS) and maximum discrimination transformation (MDT) algorithms, the performance of the proposed algorithm is improved by 17% and 8% respectively.

**Keywords:** millimeter wave, depth-first, multipath recognition, virtual anchor node, positioning enhancement

## 0 引言

万物互联使基于位置的服务变得越发重要, 导航定位、智能交通运输、环境生态监测和应急救援灾

等许多领域都离不开定位的需求, 使定位技术层出不穷。全球导航卫星系统 (GNSS, global navigation satellite system) 是目前最成熟、应用最广泛的无线定位技术<sup>[1]</sup>。然而在面对密集城市建筑群、室内和

收稿日期: 2023-05-09; 修回日期: 2023-07-31

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.62071364, No.62132004, No.62231027); 国家重点研发计划基金资助项目 (No.2021YFB2900204)

**Foundation Items:** The National Natural Science Foundation of China (No.62071364, No.62132004, No.62231027), The National Key Research and Development Program of China (No.2021YFB2900204)

地下隧道等复杂环境时,由于障碍物较多,信号易被遮挡,使定位误差增大,定位性能急剧恶化,很难满足对定位精度的需求<sup>[2]</sup>。这些问题催生出了多种新型定位技术的研究,如 Wi-Fi 定位<sup>[3]</sup>、蓝牙定位<sup>[4]</sup>、超宽带(UWB, ultra-wideband)定位<sup>[5]</sup>和毫米波定位<sup>[6]</sup>等。

毫米波技术是 5G 和 B5G 领域的重要技术之一。毫米波的带宽范围为 30~300 GHz,可以提供巨大的频谱带宽。毫米波信号具有以下特点。1) 毫米波的带宽大,在频率资源紧张的大背景下具有较大吸引力;2) 毫米波的波束窄副瓣低,被截获的概率低,安全保密性强;3) 毫米波的波长短,可以把大规模天线集成封装到小尺寸的设备中,能够在有限的空间集成大量的天线;4) 毫米波的空间分辨率高,抗多径干扰能力强。在 5G 技术不断发展的背景下,毫米波定位成为当前无线定位技术的一个热门领域,其定位精度可以达到厘米级别,能够提供高精度的定位服务<sup>[7-8]</sup>。

无线信号在空间传输中会遭遇障碍物,引起散射、反射和衍射等,导致无线信号非视距(NLOS, non-line-of-sight)传播<sup>[9]</sup>。信号的 NLOS 传播会显著降低系统的定位精度,在微型蜂窝网络、无线传感器网(WSN, wireless sensor network)等网络中,NLOS 传播带来的误差会达到几十米<sup>[10]</sup>。NLOS 路径误差大的主要原因是传输距离要远高于视线线路(LOS, line-of-sight)路径的传输距离,因此到达时间(TOA, time-of-arrival)测量会产生很大的偏差。此外,由于信号在传输中会经历散射、反射等现象,其发射角(AOD, angle-of-departure)和到达角(AOA, angle-of-arrival)测量会产生很大的角度偏差<sup>[11]</sup>。NLOS 传播将严重影响用户设备(UE, user equipment)的定位性能<sup>[12]</sup>,如何对 NLOS 路径进行识别和抑制是定位系统亟待解决的问题。文献[13]通过 LOS 节点检测来获取测距结果中的 NLOS 状态信息,根据 NLOS 状态信息实现对不同测距结果的加权,从而减少 NLOS 误差的影响。文献[14]提出一种通过假设检验对 NLOS 路径进行识别的方法,若已知 NLOS 与 LOS 传播的先验信息,根据 LOS 与 NLOS 的条件概率密度函数计算似然比(LR, likelihood ratio),通过比较 LR 与 LOS、NLOS 的先验概率的比值来识别链路信息。文献[15]通过分布式滤波,把测量值分布到几个子滤波器中,通过数据关联技术识别出 NLOS 传播导致的异常测量值,以

缓解 NLOS 误差带来的影响。文献[16]通过虚拟站技术,将多径反射引起的 NLOS 路径转换成 LOS 路径,并推导了用于三维空间的定位算法。

毫米波技术对缓解 NLOS 多径影响提供了新的解决方案。利用毫米波在多径时延域、角度域的高分辨率特性,可以提高多径参数估计的精度<sup>[17]</sup>。目前,对毫米波多输入多输出(MIMO, multiple-input multiple-output)信号的多径参数估计研究主要是将毫米波 MIMO 信号从频域转变为波束空间域进行稀疏表示<sup>[18]</sup>,突出显示信道中多径信号的分布,识别出有效路径数量,一般除了能量最强的 LOS 路径之外,只存在数量稀少的 NLOS 路径<sup>[19]</sup>。针对稀疏表示的波束空间域构建稀疏重构模型,以压缩感知(CS, compressed sensing)理论为基础对稀疏信道进行估计,该类方法在降低计算复杂度的同时也降低了导频开销<sup>[20]</sup>。文献[21]在正交匹配追踪(OMP, orthogonal matching pursuit)算法中引入加权矩阵,提出了同步加权正交匹配追踪(SW-OMP, simultaneous weighted orthogonal matching pursuit)算法,使用较少的信息来估计不同的频域子载波信道,显著降低了计算复杂度。文献[22]针对正交频分复用(OFDM, orthogonal frequency division multiplexing)符号子载波信道的联合稀疏特性,引入基于分布式压缩感知的同步正交匹配追踪(DCS-SOMP, distributed compressed sensing simultaneous orthogonal matching pursuit)算法,用双级接待的接近搜索方法代替传统的彻底搜索方法,提高了参数估计精度。文献[23]推导出位置和角度估计不确定性的克拉美罗(CRB, Cramer-Rao bound)界限,提出了一种用于位置和旋转角度估计的新型两阶段算法。该算法基于多个测量向量匹配追踪进行粗略估计,然后基于空间交替广义期望最大化算法进行细化。

现有的研究认为采用 NLOS 路径会严重影响定位的精度,故大量研究都集中在使用 LOS 路径进行定位<sup>[24]</sup>,并没有充分利用 NLOS 路径所拥有的距离和角度信息。针对上述 NLOS 多径影响定位性能的问题,本文主要研究了毫米波 MIMO 系统的多径参数估计,充分利用 NLOS 路径的参数,实现目标节点的定位性能增强。

本文主要工作包括以下 3 个方面。

1) 在毫米波 MIMO 系统多径参数估计中,针对传统单路径搜索算法在迭代时可能陷入局部最

优解的问题，引入多路径原子搜索的思想，提出基于深度优先的多路径参数估计算法，提高了算法稀疏重构的准确性和多径参数的估计精度。

2) 在多径参数估计的基础上，提出了基于反向定位距离残差的 NLOS 识别方法。首先基站对目标节点进行位置估计，然后目标节点反向估计基站的位置，利用反向定位的距离残差建立 NLOS 识别准则，实现对目标节点的 LOS 与 NLOS 路径的识别。

3) 在 NLOS 识别的基础上，对 NLOS 路径中的散射体进行匹配，估计出散射体的位置。筛选出定位误差较小的散射体并将其视为虚拟锚节点，通过基站联合优选的虚拟锚节点对目标节点进行定位，实现定位增强。

## 1 系统模型

### 1.1 基于几何统计量的信道模型

毫米波具有波长短、波束窄和路径损耗高等特点，造成其传播呈现稀疏散射特性，使经典的瑞利信道模型不适用于毫米波 MIMO 信道。本文采用基于几何统计量的信道模型，以几何统计量为输入，根据散射体/反射体的几何分布，计算散射/反射带来的额外损耗，根据收发两端与散射体/反射体的相互作用生成多条路径。这种模型基于双向信道建模，除了适用于 3GPP/LTE 中 6 GHz 以下的较低频段，也同样适用于包括毫米波在内的更高频段，如 IEEE 802.11ad 中所使用的 60 GHz 频段。因为严重的路径损耗和毫米波波束的高定向性，本文认为 NLOS 路径的来源只是单次的反射或散射，所以统一将散射体或反射体用符号  $S$  表示。

LOS 传播的路径损耗可以表示为

$$\rho_{\text{LOS}}(d_{\text{LOS}}) = \xi^2(d_{\text{LOS}}) \left( \frac{4\pi d_{\text{LOS}}}{\lambda_c} \right)^2 \quad (1)$$

其中， $\xi^2(d_{\text{LOS}})$  是距离为  $d_{\text{LOS}}$  的大气传播衰减，可以根据信号频率进行预测，也可以通过信道测量得到； $\lambda_c = \frac{c}{f_c}$  是发射信号中心频率对应的波长， $c$  为

光速， $\left( \frac{4\pi d_{\text{LOS}}}{\lambda_c} \right)^2$  是自由空间路径损耗。

对应地，NLOS 传播的路径损耗可以表示为

$$\rho_{\text{NLOS}}(d_{\text{NLOS}}) = \sigma^2(d_{\text{NLOS}}) \xi^2(d_{\text{NLOS}}) \left( \frac{4\pi d_{\text{NLOS}}}{\lambda_c} \right)^2 \quad (2)$$

其中， $\sigma^2(d_{\text{NLOS}})$  是距离为  $d_{\text{NLOS}}$  的散射/反射损耗，需要根据输入的几何统计量进行具体计算。如果  $S$  的位置服从密度为  $r$  的泊松分布，则信号的到达过程可以被建模为泊松到达过程。一个传播距离为  $d_{\text{NLOS}}$  的信号遇到一个反射体  $S$  的概率可以表示为  $P(d_{\text{NLOS}}) = (rd_{\text{NLOS}})^2 e^{-rd_{\text{NLOS}}}$ ，则散射/反射传播所导致的损耗  $\sigma^2(d_{\text{NLOS}})$  可以表示为

$$\sigma^2(d_{\text{NLOS}}) = \sum_{k=0}^K P(d_{\text{NLOS}}) \sigma_k^2 \quad (3)$$

其中， $\sigma_k^2$  是信号经过  $k+1$  次反射/散射产生的损耗。由于毫米波波束的高定向性，可以只考虑一阶散射/反射导致的损耗  $\sigma_0^2$ 。

### 1.2 毫米波 MIMO 定位模型

本文研究 BS 对 UE 进行信道参数估计的毫米波 MIMO 系统，BS 的发送天线数量设置为  $N_t$ ，UE 的接收天线数量设置为  $N_r$ ，且天线阵列都采用均匀线性阵列 (ULA, uniform linear array)。BS 位置表示为  $B = (x_B, y_B)$ ，待估计的 UE 位置表示为  $U = (x_U, y_U)$ ，天线阵列方向表示为  $\alpha \in [0, 2\pi)$ ，如图 1 所示。

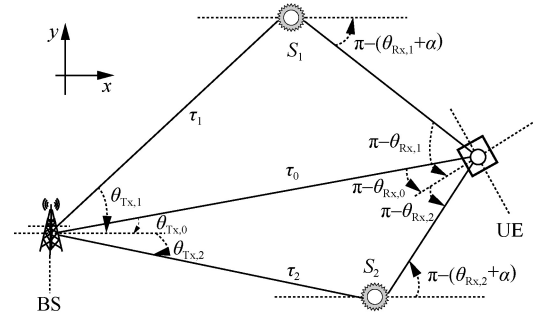


图 1 毫米波 MIMO 定位模型

BS 和 UE 之间存在  $K$  条路径，其中  $k=0$  表示 LOS 路径， $k=1, \dots, K-1$  表示 NLOS 路径。从图 1 可以看出，LOS 路径和 NLOS 路径都与 3 个信道参数相关联，其中第  $k$  条路径的 AOA、AOD 和 TOA 分别用  $\theta_{\text{Tx},k}$ 、 $\theta_{\text{Rx},k}$  和  $\tau_k$  表示，并假设误差是独立的零均值高斯随机变量。发送端与接收端之间使用 OFDM 多载波调制技术，假设所有路径的信道在一个 OFDM 符号传输期间内保持不变，收发端天线单元数量  $N_t$  和  $N_r$  统一为奇数，则  $N_t \times N_r$  频域信道矩阵可以表示为

$$\mathbf{H}[n] = \mathbf{A}_{\text{Rx}}[n] \mathbf{\Gamma}[n] \mathbf{A}_{\text{Tx}}^H[n] \quad (4)$$

其中， $n$  表示子载波编号， $n=1, \dots, N_c$ ， $\mathbf{A}_{\text{Tx}}[n]$  和  $\mathbf{A}_{\text{Rx}}[n]$  分别表示发送端和接收端天线阵列响应矩

阵, 表示为

$$\mathbf{A}_{\text{Tx}}[n] = [\mathbf{a}_{\text{Tx},n}(\theta_{\text{Tx},0}), \dots, \mathbf{a}_{\text{Tx},n}(\theta_{\text{Tx},K-1})] \quad (5)$$

$$\mathbf{A}_{\text{Rx}}[n] = [\mathbf{a}_{\text{Rx},n}(\theta_{\text{Rx},0}), \dots, \mathbf{a}_{\text{Rx},n}(\theta_{\text{Rx},K-1})] \quad (6)$$

发送端天线导向矢量表示为

$$\mathbf{a}_{\text{Tx},n}(\theta_{\text{Tx},k}) = \frac{1}{\sqrt{N_t}} \cdot \left[ e^{-j\left(\frac{N_t-1}{2}\right)\frac{2\pi}{\lambda_n}d \sin(\theta_{\text{Tx},k})}, \dots, 1, \dots, e^{j\left(\frac{N_t-1}{2}\right)\frac{2\pi}{\lambda_n}d \sin(\theta_{\text{Tx},k})} \right]^T \quad (7)$$

其中,  $\theta_{\text{Tx},k}$  为第  $k$  条路径的发射角,  $d = \frac{\lambda_c}{2}$  为天线阵列单元间距离。对应地, 接收端天线导向矢量表示为

$$\mathbf{a}_{\text{Rx},n}(\theta_{\text{Rx},k}) = \frac{1}{\sqrt{N_r}} \cdot \left[ e^{-j\left(\frac{N_r-1}{2}\right)\frac{2\pi}{\lambda_n}d \sin(\theta_{\text{Rx},k})}, \dots, 1, \dots, e^{j\left(\frac{N_r-1}{2}\right)\frac{2\pi}{\lambda_n}d \sin(\theta_{\text{Rx},k})} \right]^T \quad (8)$$

其中,  $\theta_{\text{Rx},k}$  表示第  $k$  条路径的到达角, 毫米波频段下系统带宽  $B$  与载波频率  $f_c$  满足  $B \ll f_c$ , 可认为每个子载波的信号波长  $\lambda_n$  等同于中心频率的信号波长, 即满足  $\lambda_n \approx \lambda_c$ 。

$\Gamma[n]$  是第  $n$  个子载波的信道增益矩阵, 表示为

$$\Gamma[n] = \sqrt{N_t N_r} \cdot \text{diag} \left\{ \frac{\beta_0}{\sqrt{\rho_0}} e^{-\frac{j2\pi n \tau_0}{N_c T_s}}, \dots, \frac{\beta_{K-1}}{\sqrt{\rho_{K-1}}} e^{-\frac{j2\pi n \tau_{K-1}}{N_c T_s}} \right\} \quad (9)$$

其中,  $\beta_k$  和  $\rho_k$  分别表示为第  $k$  条路径的信道增益和路径损耗, 由式(1)和式(2)计算;  $T_s = \frac{1}{B}$  表示采样周期;  $\text{diag}\{\cdot\}$  表示对角矩阵。

经过毫米波 MIMO 信道传输后, 第  $n$  个子载波上的接收信号可以表示为

$$\mathbf{y}[n] = \mathbf{H}[n]\mathbf{x}[n] + \mathbf{n}[n] \quad (10)$$

其中,  $\mathbf{y}[n]$  为第  $n$  个子载波上的接收信号,  $\mathbf{x}[n]$  为发送的导频信号,  $\mathbf{n}[n]$  是零均值加性白高斯噪声 (AWGN, additive white Gaussian noise)。

## 2 算法设计

### 2.1 深度优先搜索的多径参数估计

由于毫米波 MIMO 系统从发送端到接收端的传播路径有限, 可以认为毫米波在波束空间域是稀疏的。构建波束空间信道矩阵  $\mathbf{H}_v[n]$ , 令

$$\mathbf{H}_v[n] = \mathbf{U}_r^H \mathbf{H}[n] \mathbf{U}_t, \mathbf{H}_v[n] \in \mathbb{C}^{N_r \times N_t} \quad (11)$$

其中,  $\mathbf{H}_v[n]$  为稀疏矩阵, 可看作对波束空间中的空间角度进行均匀采样所得到的。  $\mathbf{U}_t \in \mathbb{C}^{N_t \times N_t}$  和  $\mathbf{U}_r \in \mathbb{C}^{N_r \times N_r}$  都是酉矩阵, 表示为

$$\begin{cases} \mathbf{U}_t = [\mathbf{U}_t(q_0), \dots, \mathbf{U}_t(q_l), \dots, \mathbf{U}_t(q_{N_t-1})] \\ \mathbf{U}_r = [\mathbf{U}_r(q_0), \dots, \mathbf{U}_r(q_l), \dots, \mathbf{U}_r(q_{N_r-1})] \end{cases} \quad (12)$$

其中,  $\mathbf{U}_t(q_l)$  和  $\mathbf{U}_r(q_l)$  是离散傅里叶变换 (DFT, discrete Fourier transform) 矩阵,  $q_l$  为波束空间网格索引, 分别表示为

$$\begin{cases} \mathbf{U}_t(q_l) = \frac{1}{\sqrt{N_t}} \left[ e^{-j\left(\frac{N_t-1}{2}\right)2\pi q_l}, \dots, 1, \dots, e^{j\left(\frac{N_t-1}{2}\right)2\pi q_l} \right]^T \\ \mathbf{U}_r(q_l) = \frac{1}{\sqrt{N_r}} \left[ e^{-j\left(\frac{N_r-1}{2}\right)2\pi q_l}, \dots, 1, \dots, e^{j\left(\frac{N_r-1}{2}\right)2\pi q_l} \right]^T \end{cases} \quad (13)$$

$$q_l = \frac{N_t-1}{2N_t} + \frac{l}{N_t}, \quad l = 0, \dots, N_t-1 \quad (14)$$

则式(10)可以表示为

$$\mathbf{y}[n] = \mathbf{U}_r \mathbf{H}_v[n] \mathbf{U}_t^H \mathbf{x}[n] + \mathbf{n}[n] \quad (15)$$

为了以标准压缩感知问题模型重构稀疏信道矩阵, 将式(15)中的所有矩阵进行向量化, 表示为  $\text{vec}(\mathbf{y}[n]) = \text{vec}(\mathbf{U}_r \mathbf{H}_v[n] \mathbf{U}_t^H \mathbf{x}[n] + \mathbf{n}[n])$ , 使用变换  $\text{vec}(\mathbf{ABC}) = (\mathbf{C}^T \otimes \mathbf{A})\text{vec}(\mathbf{B})$ ,  $\otimes$  表示克罗内克积。式(15)可改写为

$$\mathbf{y}[n] = \Phi[n]\mathbf{h}_v[n] + \mathbf{n}[n] \quad (16)$$

其中,  $\Phi[n] = (\mathbf{U}_t^H \mathbf{x}[n])^T \otimes \mathbf{U}_r$  为第  $n$  个子载波上包含发射信号的测量矩阵,  $\mathbf{h}_v[n] = \text{vec}(\mathbf{H}_v[n]) \in \mathbb{C}^{N_t N_r \times 1}$  为第  $n$  个子载波的稀疏信道向量,  $\mathbf{n}[n]$  为噪声矢量。

一般, 在分布式压缩感知算法中的多个子载波  $n = 1, \dots, N_c$  上, 残差向量被初始化为  $\mathbf{r}_0[n] = \mathbf{y}[n]$ , 每次对支撑集原子搜索都以单路径方式进行。在第  $t$  次迭代计算时, 求解不同子载波  $n$  中残差向量  $\mathbf{r}_{t-1}[n]$  与测量矩阵  $\Phi[n]$  中的每一列向量的内积, 之后对所有子载波  $N_c$  求内积和, 内积和最大值所对应的原子就是本次迭代中新得到的支撑集索引。此时稀疏重构的精度依赖于单一支撑集原子搜索的准确性, 每次迭代只选择一个支撑集来重构源信号, 后续迭代的选择必然会受到前一次迭代估计的影

响。特别是当有 2 个相近角度的多径信号时，角度估计的精度受到了限制。

本文引入多路径匹配追踪的思想，提出一种深度优先的多路径原子搜索算法，该搜索策略的主要目标是寻找优先级高的原子加入候选支撑集中，减少非必要的路径搜索，从而降低计算复杂度。计算支撑集索引时，根据搜索路径数  $L$ ，选出前  $L$  个内积和最大值对应的原子，表示为

$$g_t = \arg \max_{\substack{l=1, \dots, N_r N_t \\ |g|=L}} \sum_{n=0}^{N_c-1} \frac{|\Phi_l^H[n] r_{t-1}[n]|}{\|\Phi_l[n]\|_2}, g_t \in \{1, \dots, L\} \quad (17)$$

其中， $g_t$  表示由第  $t$  次迭代搜索得到  $L$  个原子索引构成的集合。采用树形结构表示所有可能路径，如图 2 所示。其中，不同灰度的节点表示每条搜索路径所经过的原子。通过设定层序  $c_k$  来计算该路径的搜索顺序  $\ell$ ，表示为

$$\ell = 1 + \sum_{k=1}^K (c_k - 1) L^{k-1} \quad (18)$$

假设重构信号稀疏度  $K=3$ ，搜索路径数  $L=2$ 。第一次迭代时，产生 2 个索引路径集  $a_1^1 = \{3\}$  和  $a_2^1 = \{6\}$ ，各自包含搜索出的 2 个原子，分别为 3 和 6。第二次迭代时，以索引路径子集  $a_1^1$  为基础，加入新搜索出的 2 个原子 1 和 4，将索引值合并到上一轮迭代产生的支撑集中，产生新的索引路径子集  $a_1^2 = \{3,1\}$  和  $a_2^2 = \{3,4\}$ ，以索引路径子集  $a_2^1$  为基础，加入新搜索出的 2 个原子 3 和 4，产生新的索引路径子集  $a_3^2 = \{6,3\}$ ， $a_4^2 = \{6,4\}$ 。依次类推，不断产生新的索引路径子集。图 2 中实线表示所有的路径。使用深度优先对产生的路径进行优化选取，寻找优先级高的原子加入候选支撑集中。当搜

索顺序  $\ell=1$  时，对应搜索路径的层序集  $(a_1^1, a_1^2, a_1^3) = \{3,1,5\}$ ；当搜索顺序  $\ell=2$  时，第二条搜索路径的层序集  $(a_2^1, a_3^2, a_5^3) = \{6,3,1\}$ ，表示在第一次迭代中选择次优的原子，其余的迭代选择最优的原子，每一种搜索顺序  $\ell$  都会得到唯一对应的候选支撑集  $a_\ell^k$ 。图 2 中虚线表示每一次被搜索的路径。

每次迭代时，按照式(18)所计算的搜索顺序依次进行原子搜索，选择不同子载波上模值最小的残差，表示为  $\rho = \min_{n=1, \dots, N_c} |r[n]|$ 。

本文通过 2 个条件对算法迭代终止条件进行限制，当更新后的残差阈值小于设定的残差门限  $\varepsilon$ ，即  $\rho < \varepsilon$  时，或当搜索出来的候选支撑集个数达到设定的上限  $\ell_{\max}$  时，算法停止迭代搜索，得到最优支撑集  $a^*$ 。由于稀疏度与多径数量相等，利用多路径原子搜索求得的最优支撑集  $a^*$ ，可以分别计算 AOD 和 AOA 对应的波束空间索引为

$$\begin{cases} l_{Tx,k} = \left\lfloor \frac{a_k^*}{N_t} \right\rfloor \\ l_{Rx,k} = \text{mod}(a_k^* - 1, N_r) + 1 \end{cases} \quad (19)$$

通过波束空间索引  $l_{Tx,k}$  和  $l_{Rx,k}$ ，可以得到第  $k$  条路径的 AOD 和 AOA 估计值为

$$\begin{cases} \hat{\theta}_{Tx,k} = \arcsin \left( \frac{\lambda_c}{d} \frac{l_{Tx,k} - \frac{N_t-1}{2} - 1}{N_t} \right) \\ \hat{\theta}_{Rx,k} = \arcsin \left( \frac{\lambda_c}{d} \frac{l_{Rx,k} - \frac{N_r-1}{2} - 1}{N_r} \right) \end{cases} \quad (20)$$

接着对 TOA 进行估计，对于每条路径  $k$ ，信道

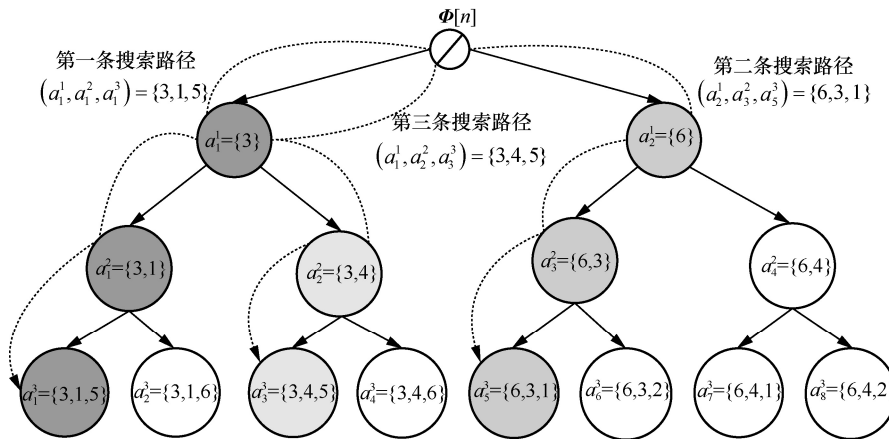


图 2 深度优先的多路径原子搜索

响应矩阵的估计值可以表示为

$$\hat{\mathbf{h}}_{v,k} = \hat{h}_k \mathbf{b}_k \mathbf{g}(\tau_k) + \mathbf{v}_k \quad (21)$$

其中,  $\hat{\mathbf{h}}_{v,k} = [\hat{h}_{v,k}[0], \dots, \hat{h}_{v,k}[N_c - 1]]^T$  为第  $k$  条路径中所有子载波信道的估计向量,  $\mathbf{v}_k$  为噪声导致的估计误差向量,  $\mathbf{g}(\tau_k)$  为时延估计项, 表示为

$$\mathbf{g}(\tau_k) = \left[ 1, \dots, \exp \left\{ -\frac{2\pi(N_c - 1)\tau_k}{(N_c T_s)} \right\} \right]^T \quad (22)$$

$\mathbf{b}_k$  表示为

$$\mathbf{b}_k = \mathbf{U}_r^H \left( \frac{l_{R_x,k} - \frac{N_r - 1}{2} - 1}{N_r} \right) \mathbf{a}_{R_x,n}(\hat{\theta}_{R_x,k}) \cdot \mathbf{a}_{T_x,n}(\hat{\theta}_{T_x,k}) \mathbf{U}_t \left( \frac{l_{T_x,k} - \frac{N_t - 1}{2} - 1}{N_t} \right) \quad (23)$$

使用最小二乘 (LS, least square) 法来求解时延估计值  $\hat{\tau}_k$ , 将式(21)转化为

$$(\hat{\tau}_k, \hat{h}_k) = \arg \min_{\tau_k, \hat{h}_k} \left\| \hat{\mathbf{h}}_{v,k} - \hat{h}_k \mathbf{b}_k \mathbf{g}(\tau_k) \right\|_2^2 \quad (24)$$

其中, 信道系数  $\hat{h}_k$  可以表示为

$$\hat{h}_k = \frac{\mathbf{g}^H(\tau_k) \hat{\mathbf{h}}_{v,k}}{b_k} \quad (25)$$

将式(25)代入式(24)可以解得第  $k$  条路径的时延估计值  $\hat{\tau}_k$  为

$$\hat{\tau}_k = \arg \max_{\tau_k} \left| \mathbf{g}^H(\tau_k) \hat{\mathbf{h}}_{v,k} \right|^2 \quad (26)$$

## 2.2 基于反向定位距离残差的 NLOS 识别

当采用毫米波 MIMO 系统时, 信道的路径数量较少, 呈现稀疏特性。利用 2.1 节估计得到的 AOA、AOD、TOA 值进行 NLOS 识别。假设 TOA、AOD、AOA 测量误差相互独立, 方差分别为  $\sigma_{T_x}^2$ 、 $\sigma_{R_x}^2$ 、 $\sigma_r^2$ , 对应的距离测量误差方差为  $\sigma_d^2 = \sigma_r^2 c^2$ ,  $c$  表示光速。基站位置为  $B = (x_B, y_B)$ , 如图 3 所示。当链路为 LOS 情况时, 基站对目标节点发射毫米波 MIMO 信号进行定位, 利用 TOA 和 AOA 信息, 可以得到目标节点 UE 的定位坐标为

$$\begin{pmatrix} \hat{x}_U \\ \hat{y}_U \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_B \\ y_B \end{pmatrix} + \hat{R}_{BU} \begin{pmatrix} \cos(\hat{\theta}_{T_x,B}) \\ \sin(\hat{\theta}_{T_x,B}) \end{pmatrix} \quad (27)$$

其中,  $\hat{R}_{BU} = \hat{\tau}_k c$  表示 BS 到目标节点的距离估计值,

$\hat{\tau}_k$  表示 TOA 估计值,  $\hat{\theta}_{T_x,B}$  表示 AOD 估计值。

利用 AOD 和 AOA 对目标节点天线阵列方向进行估计, 可得

$$\hat{\alpha}_U = \hat{\theta}_{T_x,B} + \hat{\theta}_{R_x,B} - \pi \quad (28)$$

接着, 目标节点通过 AOA 对 BS 进行一次反向定位, 得到基站 BS' 的坐标为

$$\begin{pmatrix} \hat{x}_B \\ \hat{y}_B \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \hat{x}_U \\ \hat{y}_U \end{pmatrix} + \hat{R}_{BU} \begin{pmatrix} \cos(\pi - \hat{\theta}_{R_x,B} + \hat{\alpha}_B) \\ \sin(\pi - \hat{\theta}_{R_x,B} + \hat{\alpha}_B) \end{pmatrix} \quad (29)$$

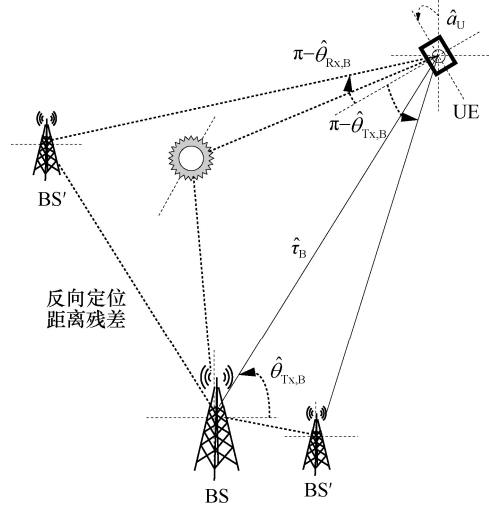


图 3 NLOS 识别模型

联立式(27)和式(29), 得到基站 BS 的位置估计误差为

$$\begin{pmatrix} \Delta \hat{x}_B \\ \Delta \hat{y}_B \end{pmatrix} = \hat{R}_{UB} \begin{pmatrix} 2 \cos(2\hat{\theta}_{T_x,B} - 2\hat{\theta}_{R_x,B}) \cos(2\hat{\theta}_{R_x,B}) \\ 2 \sin(2\hat{\theta}_{T_x,B} - 2\hat{\theta}_{R_x,B}) \cos(2\hat{\theta}_{R_x,B}) \end{pmatrix} \quad (30)$$

将该差值定义为反向定位距离残差。  $\Delta \hat{x}_B$  和  $\Delta \hat{y}_B$  是独立的零均值高斯随机变量, 它们的组合也是零均值高斯随机变量, 方差计算如下

$$\begin{aligned} \sigma_{x_B}^2 &= 4\sigma_d^2 \cos^2(2\hat{\theta}_{T_x,B} - 2\hat{\theta}_{R_x,B}) \cos^2(2\hat{\theta}_{R_x,B}) + \\ &16\sigma_{T_x}^2 \sin^2(2\hat{\theta}_{T_x,B} - 2\hat{\theta}_{R_x,B}) \cos^2(2\hat{\theta}_{R_x,B}) + \\ &16\sigma_{R_x}^2 \left[ \sin(2\hat{\theta}_{T_x,B} - 2\hat{\theta}_{R_x,B}) \cos(2\hat{\theta}_{R_x,B}) - \right. \\ &\left. \cos(2\hat{\theta}_{T_x,B} - 2\hat{\theta}_{R_x,B}) \sin(2\hat{\theta}_{R_x,B}) \right]^2 \\ \sigma_{y_B}^2 &= 4\sigma_d^2 \sin^2(2\hat{\theta}_{T_x,B} - 2\hat{\theta}_{R_x,B}) \cos^2(2\hat{\theta}_{R_x,B}) + \\ &16\sigma_{T_x}^2 \cos^2(2\hat{\theta}_{T_x,B} - 2\hat{\theta}_{R_x,B}) \cos^2(2\hat{\theta}_{R_x,B}) + \\ &16\sigma_{R_x}^2 \left[ \cos(2\hat{\theta}_{T_x,B} - 2\hat{\theta}_{R_x,B}) \cos(2\hat{\theta}_{R_x,B}) + \right. \\ &\left. \sin(2\hat{\theta}_{T_x,B} - 2\hat{\theta}_{R_x,B}) \sin(2\hat{\theta}_{R_x,B}) \right]^2 \end{aligned} \quad (31)$$

相应地，当链路为 NLOS 情况时，反向定位距离残差表示为

$$\begin{pmatrix} \Delta \hat{x}_B \\ \Delta \hat{y}_B \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \Delta x_{\text{NLOS}} + \Delta \hat{x}_B \\ \Delta y_{\text{NLOS}} + \Delta \hat{y}_B \end{pmatrix} \quad (32)$$

其中， $\sqrt{\Delta x_{\text{NLOS}}^2 + \Delta y_{\text{NLOS}}^2} \gg 0$ ， $\Delta x_{\text{NLOS}}$  和  $\Delta y_{\text{NLOS}}$  的值由反射点的几何分布确定。此时，反向定位估计的基站位置与真实基站位置有很大的差异，反向定位距离残差的绝对值与 LOS 情况相比存在较大差值。

因此，利用 BS 位置估计的差异可以识别 BS 和 UE 之间的 NLOS 路径。基于反向定位距离残差的 NLOS 识别准则定义为

$$\begin{cases} |\Delta \hat{x}_B| < \alpha \sigma_{x_B} \text{ 且 } |\Delta \hat{y}_B| < \alpha \sigma_{y_B} \Rightarrow \text{链路为 LOS} \\ |\Delta \hat{x}_B| > \alpha \sigma_{x_B} \text{ 或 } |\Delta \hat{y}_B| > \alpha \sigma_{y_B} \Rightarrow \text{链路为 NLOS} \end{cases} \quad (33)$$

其中， $\alpha$  为平衡因子，用来权衡系统的虚警概率  $P(\text{NLOS}|\text{LOS})$  和漏检概率  $P(\text{LOS}|\text{NLOS})$ 。当  $|\Delta \hat{x}_B| < \alpha \sigma_{x_B}$  和  $|\Delta \hat{y}_B| < \alpha \sigma_{y_B}$  同时满足时，认为 BS 到目标节点 UE 为 LOS 传输路径，若有一项不满足，则为 NLOS 传输路径。虚警概率  $P(\text{NLOS}|\text{LOS})$  可以通过式(34)计算

$$P(\text{NLOS}|\text{LOS}) = \int_{-\alpha \sigma_{x_B}}^{\alpha \sigma_{x_B}} \int_{-\alpha \sigma_{y_B}}^{\alpha \sigma_{y_B}} f(\Delta \hat{x}_B, \Delta \hat{y}_B) d\Delta \hat{x}_B d\Delta \hat{y}_B \quad (34)$$

其中， $f(\Delta \hat{x}_B, \Delta \hat{y}_B)$  是关于  $(\Delta \hat{x}_B, \Delta \hat{y}_B)$  的联合概率密度函数。式(34)可以看作关于  $\alpha$  的函数，调节  $\alpha$  可以选择合适的虚警概率与漏检概率。

### 2.3 NLOS 定位增强

本节利用毫米波 NLOS 路径来提高定位精度，从 NLOS 多径信号中提取有效的多径参数，估计出散射体的位置，基站联合虚拟锚节点对目标节点进行定位，增强定位性能。

对目标节点和基站而言，散射体处于无源状态，无法确定 NLOS 路径经过哪个散射体，因此，需要将散射体与对应 NLOS 路径进行匹配。首先利用已识别出的 LOS 路径的 TOA 和 AOA 信息可得到目标节点 UE 的粗略位置估计，接着将目标节点的 AOA 与基站的 AOD 进行组合，假设有  $K-1$  条 NLOS 路径，则共有  $(K-1)^2$  种角度组合。判断组合中是否存在交点，若存在交点，则进一步计算交点分别到基站与目标节点的距离，若距离之和与多径参数估计的 TOA 距离近似，则可以将一组 NLOS 路径参数 (TOA, AOA, AOD) 与一个散射体唯一匹配。

假设基站 BS 到目标节点 UE 共存在  $K$  条路径，对应多径参数 AOA, AOD, TOA 估计值分别表示为  $\hat{\theta}_{\text{Rx},k}, \hat{\theta}_{\text{Tx},k}, \hat{\tau}_k$  ( $k=0, \dots, K-1$ )，其中  $k=0$  表示 LOS 路径， $k>0$  表示 NLOS 路径。第  $k$  条 NLOS 路径中散射体的位置表示为  $\mathbf{S}_k = (\hat{x}_{s_k}, \hat{y}_{s_k})^T$ 。利用基站、目标节点和散射体的几何关系，基站到散射体的距离估计可表示为

$$\hat{d}_{\text{BS}-S_k} = \frac{\hat{d}_{\text{LOS}} \sin(\hat{\theta}_{\text{Rx},0} - \hat{\theta}_{\text{Rx},k})}{\sin[\pi - (\hat{\theta}_{\text{Rx},0} - \hat{\theta}_{\text{Rx},k}) + (\hat{\theta}_{\text{Tx},0} - \hat{\theta}_{\text{Tx},k})]} \quad (35)$$

其中， $\hat{d}_{\text{LOS}} = \hat{\tau}_0 c$  表示基站到目标节点的 LOS 距离。相应地，散射体到目标节点的距离估计  $\hat{d}_{S_k-\text{UE}}$  表示为

$$\hat{d}_{S_k-\text{UE}} = \frac{\hat{d}_{\text{LOS}} \sin(\hat{\theta}_{\text{Tx},0} - \hat{\theta}_{\text{Tx},k})}{\sin[\pi - (\hat{\theta}_{\text{Rx},0} - \hat{\theta}_{\text{Rx},k}) + (\hat{\theta}_{\text{Tx},0} - \hat{\theta}_{\text{Tx},k})]} \quad (36)$$

比较  $\hat{d}_{\text{BS}-S_k} + \hat{d}_{S_k-\text{UE}}$  与  $\hat{\tau}_k c$  的接近程度，寻找最接近的估计参数  $\hat{\tau}_k$  的值，可以将一条 NLOS 路径与一个散射体唯一匹配。则第  $k$  条 NLOS 路径的散射体位置估计可以表示为

$$\begin{pmatrix} \hat{x}_{s_k} \\ \hat{y}_{s_k} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_B \\ y_B \end{pmatrix} + \hat{d}_{\text{BS}-S_k} \begin{pmatrix} \cos(\hat{\theta}_{\text{Tx},k}) \\ \sin(\hat{\theta}_{\text{Tx},k}) \end{pmatrix} \quad (37)$$

对于二维平面，只需要一条 LOS 路径和两条 NLOS 路径即可完成对目标节点的位置估计。若 NLOS 路径大于两条，可以对其进行优选，选择  $\hat{d}_{\text{BS}-S_k} + \hat{d}_{S_k-\text{UE}}$  和  $\hat{\tau}_k c$  之差小于设定的门限值  $\xi$  的 NLOS 路径，获得  $T$  个散射体位置，将其作为优选后的虚拟锚节点，坐标为  $\mathbf{S}_t^* = (x_{s_t^*}, y_{s_t^*})$ ,  $1 \leq t \leq T$ 。

引入虚拟锚节点后，虚拟锚节点的定位误差越小，UE 的定位性能提升越大。因此，改进的定位优化问题可以表示为

$$\begin{aligned} \min f(x_U, y_U) &= \arg \min(\beta_0 \varepsilon_0^2 + \sum_{t=1}^T \beta_t \varepsilon_t^2) \\ \text{s.t. } &\sqrt{(x_U - x_B)^2 + (y_U - y_B)^2} = \hat{\tau}_0 c, \\ &\sqrt{(x_U - x_{s_t^*})^2 + (y_U - y_{s_t^*})^2} = \hat{\tau}_t c - \hat{d}_{\text{BS}-S_t^*} \\ &\beta_0 = \frac{1}{\sqrt{\sigma_{x_B}^2 + \sigma_{y_B}^2}}, \\ &\beta_t = \frac{1}{\sqrt{\sigma_{x_{s_t^*}}^2 + \sigma_{y_{s_t^*}}^2}}, t \in [1, T] \end{aligned} \quad (38)$$

其中,  $\varepsilon_0$  和  $\varepsilon_i$  分别表示 BS 与虚拟锚节点由测量和信道噪声带来的误差;  $\beta_0$  和  $\beta_i$  分别表示 BS 和虚拟锚节点的权值因子。根据位置误差赋予不同虚拟锚节点不同的权值, 通过基于散射体位置误差的加权最小二乘法求解式(38)即可得到目标节点的位置。

### 3 仿真分析

为了验证本文算法的有效性, 本节对毫米波 MIMO 系统的定位性能进行仿真分析。首先, 给出具体的仿真参数设置与说明。其次, 通过精确重构率 (ERR, exact recovery ratio) 评估本文所提出的深度优先多径参数估计算法的重构性能, 并与传统算法 OMP、SOMP、DCS-SOMP 进行对比。最后, 对 NLOS 识别与定位进行仿真, 验证 NLOS 多径信息对定位性能的提升。

由于毫米波透射损耗极大且多径数量少, 本文将 NLOS 路径的来源视为单次散射, 其散射体位置服从参数  $r = 0.05$  的泊松分布, 基站到目标节点存在 2~8 条多径。LOS 路径损耗为自由空间损耗与毫米波大气传播衰减损耗的叠加。NLOS 路径的路径损耗中, 将毫米波大气传播衰减参数设置为  $\xi^2(d) = 16 \text{ dB/km}$ , 毫米波一阶散射损耗  $\sigma_0^2$  服从均值为 16 dB、方差为 6 dB 的截断正态分布。毫米波 MIMO 定位系统的中心频率  $f_c = 60 \text{ GHz}$ , 系统带宽  $B = 100 \text{ MHz}$ , 基站发送天线数量设置与目标节点接收天线数量设置为  $N_t = N_r = 32$ , 且天线阵列结构都采用均匀线性阵列, 天线之间的间隔为  $0.5\lambda_c$ , 子载波个数为 32, 具体的系统仿真参数如表 1 所示。

表 1 系统仿真参数	
参数	数值
中心频率/ GHz	60
带宽/ MHz	100
子载波个数	32
发送天线与接收天线数/根	32×32
天线间隔	$0.5\lambda_c$
多径数目/条	2~8
大气传播衰减/(dB·km <sup>-1</sup> )	16

仿真中使用一个大小为  $100 \times 256$  的测量矩阵  $\Phi[n]$ , 其数值独立且服从高斯分布。搜索路径数

$L = 2$ , 最大候选支撑集个数  $\ell_{\max} = 128$ 。ERR 作为算法重构性能的一种衡量标准, 定义为精确重构次数与仿真总数的比值, 即  $\text{ERR} = \frac{N_{\text{rec}}}{N_{\text{sum}}}$ , 其中,  $N_{\text{rec}}$

是精确重构的次数,  $N_{\text{sum}}$  是单次仿真总数, 当重构信号与原信号满足  $|\hat{\mathbf{x}} - \mathbf{x}| \leq 10^{-6}$  时, 则认为精确重构。为了减少随机噪声的干扰, 对于每种稀疏度  $K$ , 所有数据均为  $N_{\text{sum}} = 500$  次独立蒙特卡罗仿真后的平均值。

精确重构率与稀疏度关系曲线如图 4 所示。从图 4 可以看出, 4 种算法的 ERR 都随稀疏度的增大而减小, 且在稀疏度大于 20 时重构性能快速下降。其中, OMP 算法的性能最差; SOMP 算法由于联合了多个稀疏信号对支撑集进行估计, 相比 OMP 算法增加了支撑集索引选择的准确性; DCS-SOMP 算法是 SOMP 的扩展, 引入了分布式的概念, 其在 SOMP 选择支撑集原子方式的基础上, 通过合并多个测量矩阵与对应信号残差内积, 从而在重构性能上有所提升; 本文算法性能相较于 DCS-SOMP 在稀疏度较大时得到了明显提升, 当稀疏度  $K \in [35, 45]$  时, ERR 平均提升了 10% 左右。本文算法为了提升算法效率进行了有选择的路径搜索, 性能受制于所设置的最大候选支撑集个数与残差阈值大小。

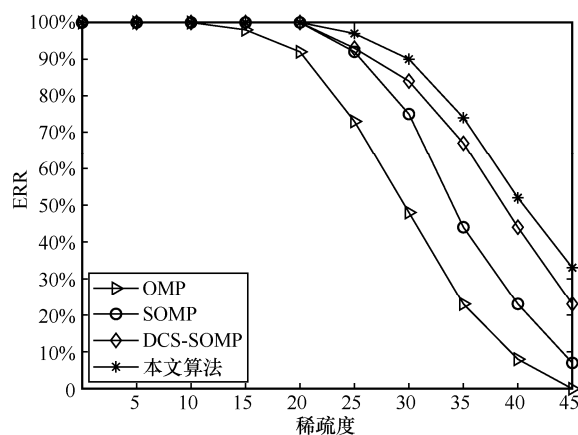


图 4 精确重构率与稀疏度关系曲线

根据不同搜索策略分别在 LOS 与 NLOS 环境下仿真了毫米波多径参数估计的精度, 分别对角度和时延进行了估计, 在每个信噪比处仿真了 200 次。角度估计误差随信噪比变化曲线如图 5 所示。从图 5 可以看出, 本文算法相比 DCS-SOMP 算法在信噪比区间为  $[-20, -10] \text{ dB}$  时显著提升了

毫米波系统的角度估计的精度。在噪声干扰严重时，本文算法提高了支撑集原子选择的正确率。随着信噪比的增大，2 种算法的均方根误差 (RMSE, root mean square error) 逐渐收敛，此时本文算法对参数估计性能的改善作用有限。时延估计误差随信噪比变化曲线如图 6 所示。从图 6 可以看出，相比传统的 DCS-SOMP 算法，本文算法对时延估计的精度有了明显提升。除此之外，NLOS 路径 TOA 估计误差要显著大于 LOS 路径的估计误差，即使提高信噪比，改善也十分有限，说明整个系统的定位误差主要由 NLOS 路径的测距误差引起。

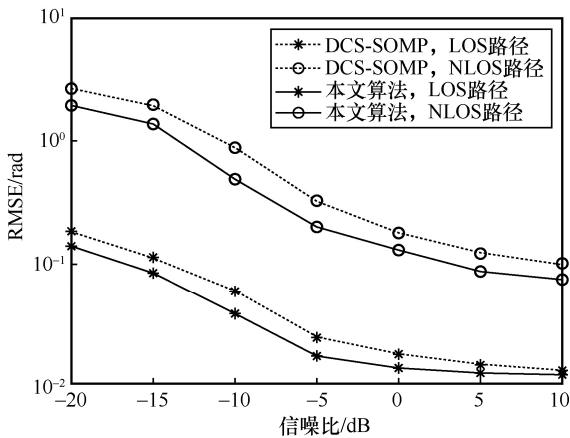


图 5 角度估计误差随信噪比变化曲线

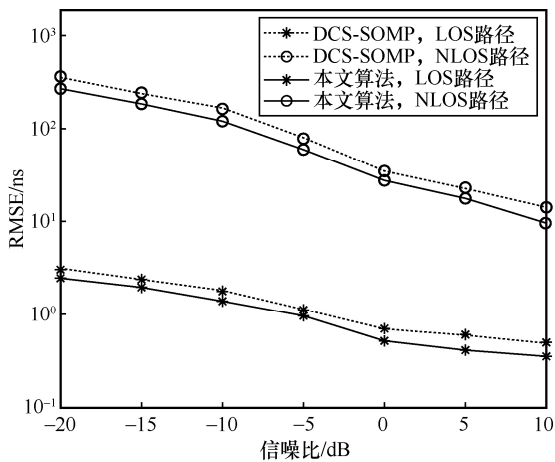


图 6 时延估计误差随信噪比变化曲线

在基于反向定位距离残差的 NLOS 识别准则中，通过比较反向定位距离残差的大小来判断路径状态。判断结果是否正确由平衡因子  $\alpha$  决定，平衡因子  $\alpha$  的设置与算法识别性能密切相关。本文通过设置合理的  $\alpha$  取值区间，在区间内进行仿真，最终

得到最优的平衡因子  $\alpha$ 。其中，平衡因子  $\alpha$  可根据虚警概率  $P(NLOS|LOS)$  求解式(34)得到。测量噪声可以建模为零均值高斯随机变量，用  $\sigma_d$ 、 $\sigma_{\theta_{Tx}}$ 、 $\sigma_{\theta_{Rx}}$  分别表示距离估计误差、AOA 到达角估计误差和 AOD 发射角估计误差。考虑 3 种典型的测量噪声场景，测量噪声分别表示为

$$\text{场景1: } \sigma_{\theta_{Rx}} = 1^\circ, \sigma_{\theta_{Tx}} = 1^\circ, \sigma_d = 1 \text{ m}$$

$$\text{场景2: } \sigma_{\theta_{Rx}} = 2^\circ, \sigma_{\theta_{Tx}} = 2^\circ, \sigma_d = 1 \text{ m}$$

$$\text{场景3: } \sigma_{\theta_{Rx}} = 2^\circ, \sigma_{\theta_{Tx}} = 2^\circ, \sigma_d = 5 \text{ m}$$

虚警概率和漏检概率随平衡因子变化的曲线如图 7 所示。从图 7 可以看出，当测量噪声不变时，虚警概率  $P(NLOS|LOS)$  随  $\alpha$  增大而减小，漏检概率  $P(LOS|NLOS)$  随  $\alpha$  增大而增大。为了权衡系统的虚警概率和漏检概率，将搜索步长设为 0.5。当  $\alpha \in [3.5, 4.5]$  时，虚警概率和漏检概率都较小，可以根据实际的要求选择合适的  $\alpha$  值。对于场景 1，选择  $\alpha = 4.0$  作为权衡因子，此时漏检概率仅为  $P(LOS|NLOS) = 1.2\%$ ，同时虚警概率仅为  $P(NLOS|LOS) = 1.6\%$ 。

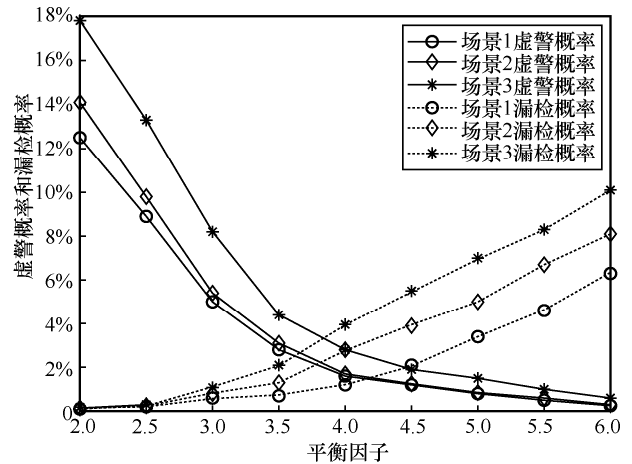


图 7 虚警概率和漏检概率随平衡因子变化的曲线

识别出 NLOS 路径之后，从 NLOS 多径中提取有效的多径参数，实现对目标节点的定位。单基站定位场景如图 8 所示，在  $50 \text{ m} \times 50 \text{ m}$  的二维平面区域中，基站位于坐标原点，待定位目标节点 UE 坐标为  $U = (20, 20)$ ，基站到目标节点共存在 8 条毫米波路径，其中虚线为 LOS 路径，其余 7 条为 NLOS 路径。例如，从基站经过  $S_1$  到达目标节点为 1 条 NLOS 路径。

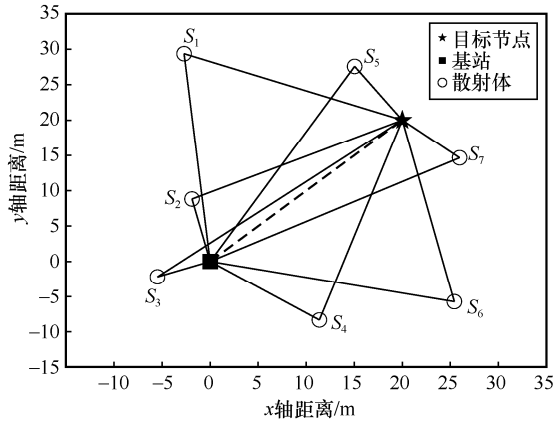


图8 单基站定位场景

通过式(35)和式(36)对所有 NLOS 路径与其经历的散射体进行匹配, 计算每个散射体的距离误差, 结果如图 9 所示。对于场景 1, 设定门限值  $\xi=1\text{ m}$ , 可以在 7 条 NLOS 路径中优选出 4 条。通过式(37)估计这 4 条 NLOS 路径的散射体位置, 并将其设为虚拟锚节点。按照其位置误差由小到大排列, 得到虚拟锚节点的估计坐标为  $S_5(15.04, 27.59)$ 、 $S_7(25.96, 14.66)$ 、 $S_1(-2.71, 29.37)$ 、 $S_4(11.37, -8.33)$ 。

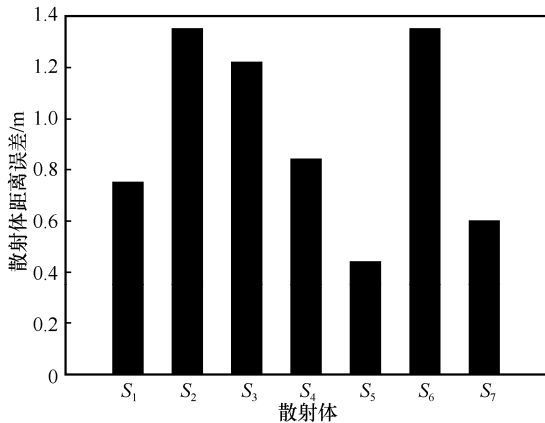


图9 NLOS 路径对应的散射体距离误差

为了衡量虚拟锚节点带来的性能提升, 将优选出的虚拟锚节点依次加入 LS 算法、距离加权 LS 算法和本文算法中, 分别对目标节点进行定位, 仿真结果如图 10 所示。从图 10 可以看出, 相比 LOS 单路径定位算法, 引入虚拟锚节点辅助基站定位, 有效提升了定位精度, 随着加入的虚拟锚节点个数的增多, 定位精度有所提高, 当虚拟锚节点个数继续增加时, 定位精度趋于收敛。LS 算法由于在代价函数中平等对待基站与每个虚拟锚节点, 其性能仅优于使用 LOS 单路径定位算法。本文算法性能优于距离加权 LS 算法, 这是因为本文算法不但考虑了

距离对权值因子的影响, 而且考虑到了虚拟锚节点、基站、目标节点三者的几何关系。当虚拟锚节点数为 5 时, 相较距离加权 LS 算法与 LS 算法, 本文算法的 RMSE 分别下降约 6%与 18%。

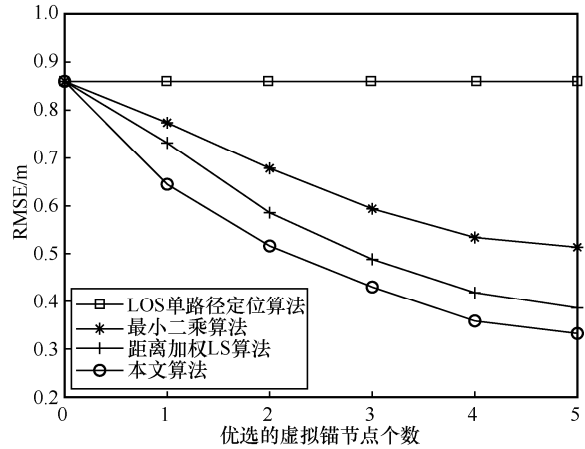


图10 定位误差随虚拟锚节点个数变化曲线

将本文算法分别与 LOS 单路径定位算法、距离加权 LS 算法、信号子空间投影 (SSP, signal subspace projection) 算法和最大鉴别变换 (MDT, maximum discrimination transformation) 算法进行比较, 在给定场景中随机生成 UE 的位置, 使用定位误差的累积分布函数 (CDF, cumulative distribution function) 度量算法性能, 结果如图 11 所示。从图 11 可以看出, 距离加权 LS 算法有 71% 的概率将测量误差控制在 0.5 m 以内, MDT 算法有 80% 的概率将测量误差控制在 0.5 m 以内, 而本文算法有 88% 的概率将测量误差控制在 0.5 m 以内。与现有的距离加权 LS 算法和 MDT 算法相比, 本文算法的性能分别提升了约 17%和 8%, 提供了更高的定位精度。

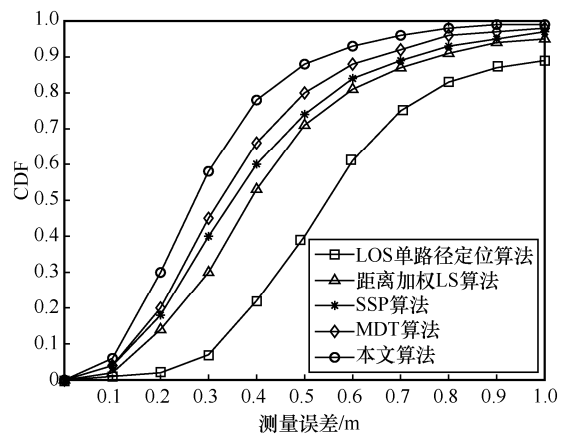


图11 不同算法的 CDF

## 4 结束语

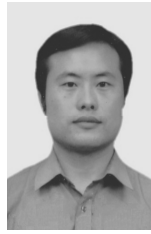
本文对基于深度优先多径参数估计的 NLOS 识别和定位增强进行了研究。考虑基于几何统计量的信道模型, 建立毫米波 MIMO 定位模型。基于分布式压缩感知理论, 提出了深度优先多路径参数估计算法, 减少了非必要的路径搜索, 改善了多径的识别精度。在此基础上, 提出了基于反向定位距离残差的 NLOS 识别方法, 引入平衡因子  $\alpha$  来权衡系统的虚警概率  $P(\text{NLOS}|\text{LOS})$  和漏检概率  $P(\text{LOS}|\text{NLOS})$ 。将 NLOS 路径与散射体匹配并对虚拟锚节点进行优选, 最终基站联合优选的虚拟锚节点实现目标节点的定位。仿真结果表明, 与现有算法相比, 本文算法可以带来更小的 RMSE, 利用毫米波 NLOS 路径信息能有效增强目标节点的定位性能。

## 参考文献:

- [1] YIN L, NI Q, DENG Z L. A GNSS/5G integrated positioning methodology in D2D communication networks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2018, 36(2): 351-362.
- [2] CHEN S Z, SUN S H, KANG S L. System integration of terrestrial mobile communication and satellite communication—the trends, challenges and key technologies in B5G and 6G[J]. China Communications, 2020, 17(12): 156-171.
- [3] 赵增华, 童跃凡, 崔佳洋. 基于域自适应的 Wi-Fi 指纹设备无关室内定位模型[J]. 通信学报, 2022, 43(4): 143-153.  
ZHAO Z H, TONG Y F, CUI J Y. Device-independent Wi-Fi fingerprinting indoor localization model based on domain adaptation[J]. Journal on Communications, 2022, 43(4): 143-153.
- [4] PERERA C, AGHAEI S, FARAGHER R, et al. Contextual location in the home using bluetooth beacons[J]. IEEE Systems Journal, 2018, 13(3): 2720-2723.
- [5] JIANG C H, SHEN J C, CHEN S, et al. UWB NLOS/LOS classification using deep learning method[J]. IEEE Communications Letters, 2020, 24(10): 2226-2230.
- [6] 李芳馨, 涂锐, 韩军强, 等. 基于 5G 毫米波到达时间差的室内定位算法[J]. 全球定位系统, 2021, 46(2): 1-6.  
LI F X, TU R, HAN J Q, et al. Indoor location algorithm of TDOA based on 5G[J]. GNSS World of China, 2021, 46(2): 1-6.
- [7] NI Z T, ZHANG J A, YANG K, et al. Estimation of multiple angle-of-arrivals with localized hybrid subarrays for millimeter wave systems[J]. IEEE Transactions on Communications, 2020, 68(3): 1897-1910.
- [8] HAN L C, LIU R K, WANG Z J, et al. Millimeter-wave MIMO-NOMA-based positioning system for Internet-of-things applications[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(11): 11068-11077.
- [9] DONG M Y. A low-cost NLOS identification and mitigation method for UWB ranging in static and dynamic environments[J]. IEEE Communications Letters, 2021, 25(7): 2420-2424.
- [10] DI-RENZO M. Stochastic geometry modeling and analysis of multi-tier millimeter wave cellular networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2015, 14(9): 5038-5057.
- [11] HUANG C, ZHUANG Y, LIU H, et al. A performance evaluation framework for direction finding using BLE AOA/AOD receivers[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(5): 3331-3345.
- [12] ZHOU B P, WICHMAN R, ZHANG L. How much localization performance gain could be reaped by 5G mmWave MIMO systems from harnessing multipath propagation? [C]//Proceedings of 2021 IEEE 32nd Annual International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC). Piscataway: IEEE Press, 2021: 1215-1221.
- [13] 闻建刚, 岳洋洋, 华惊宇, 等. NLOS 状态信息辅助协方差矩阵修正的无线网络定位方法[J]. 传感技术学报, 2022, 35(11): 1561-1567.  
WEN J G, YUE Y Y, HUA J Y, et al. Wireless network positioning method with covariance matrix correction assisted by NLOS state information[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2022, 35(11): 1561-1567.
- [14] ZHAO W C, HE R S, AI B, et al. Vehicle localization based on hypothesis test in NLOS scenarios[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022, 71(2): 2198-2203.
- [15] PAK J M, AHN C K, SHI P, et al. Distributed hybrid particle/FIR filtering for mitigating NLOS effects in TOA-based localization using wireless sensor networks[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 64(6): 5182-5191.
- [16] LIANG J H, HE J, YU W X, et al. Single-site 3-D positioning in multipath environments using DOA-delay measurements[J]. IEEE Communications Letters, 2021, 25(8): 2559-2563.
- [17] ABU-SHABAN Z, ZHOU X Y, ABHAYAPALA T, et al. Error bounds for uplink and downlink 3D localization in 5G millimeter wave systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(8): 4939-4954.
- [18] BAJWA W U, HAUPT J, SAYEED A M, et al. Compressed channel sensing: a new approach to estimating sparse multipath channels[J]. Proceedings of the IEEE, 2010, 98(6): 1058-1076.
- [19] HEATH R W, GONZÁLEZ-PRELCIC N, RANGAN S, et al. An overview of signal processing techniques for millimeter wave MIMO systems[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2016, 10(3): 436-453.

- [20] 肖志涛, 王超, 张芳, 等. 基于矩阵感知的毫米波 MIMO 系统信道估计方法[J]. 电讯技术, 2020, 60(11): 1297-1302.  
XIAO Z T, WANG C, ZHANG F, et al. A matrix sensing-based channel estimation method for millimeter wave MIMO systems[J]. Telecommunication Engineering, 2020, 60(11): 1297-1302.
- [21] RODRÍGUEZ-FERNÁNDEZ J, GONZÁLEZ-PRELCIC N, VENUGOPAL K, et al. Frequency-domain compressive channel estimation for frequency-selective hybrid millimeter wave MIMO systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(5): 2946-2960.
- [22] JIANG Y, WANG B Q, FENG M Y, et al. Underdetermined wide-band DOA estimation based on proximity searching DCS-SOMP[C]// Proceedings of 2019 6th International Conference on Systems and Informatics (ICSAI). Piscataway: IEEE Press, 2020: 1152-1156.
- [23] SHAHMANSOORI A, GARCIA G E, DESTINO G, et al. Position and orientation estimation through millimeter-wave MIMO in 5G systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(3): 1822-1835.
- [24] LIANG J H, HE J, YU W X. 3D parametric channel estimation for multi-user massive-MIMO OFDM systems[C]// Proceedings of 2020 IEEE 11th Sensor Array and Multichannel Signal Processing Workshop (SAM). Piscataway: IEEE Press, 2020: 1-5.

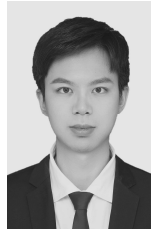
## [作者简介]



卢小峰 (1974- ), 男, 陕西宝鸡人, 博士, 西安电子科技大学教授、博士生导师, 主要研究方向为通导一体化技术。



董晔 (1999- ), 男, 陕西咸阳人, 西安电子科技大学硕士生, 主要研究方向为通信感知一体化。



李越杰 (1997- ), 男, 青海西宁人, 西安电子科技大学硕士生, 主要研究方向为毫米波定位。